

**LA RED DE AMISTAD EN UN CONTEXTO ESCOLAR Y SU RELACIÓN CON EL
TIEMPO DE CONSULTA DE UNA RED SOCIAL.**

JAIME EDUARDO REY ACOSTA

**UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS
FACULTAD DE CIENCIAS HUMANAS Y DE LA EDUCACIÓN
ESCUELA DE PEDAGOGÍA Y BELLAS ARTES
PROGRAMA DE LICENCIATURA EN MATEMÁTICAS Y FÍSICA
VILLAVICENCIO
2019**

**LA RED DE AMISTAD EN UN CONTEXTO ESCOLAR Y SU RELACIÓN CON EL
TIEMPO DE CONSULTA DE UNA RED SOCIAL.**

JAIME EDUARDO REY ACOSTA

Código: 141003010

**Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de
LICENCIADO EN MATEMÁTICAS Y FÍSICA**


Director

ALEXANDER SANTOS NIÑO

MSc

**UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS
FACULTAD DE CIENCIAS HUMANAS Y DE LA EDUCACIÓN
ESCUELA DE PEDAGOGÍA Y BELLAS ARTES
PROGRAMA DE LICENCIATURA EN MATEMÁTICAS Y FÍSICA
VILLAVICENCIO**

2019

	UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS	CÓDIGO: FO-DOC-97	
		VERSIÓN: 02	PÁGINA: 1 de 1
	PROCESO DOCENCIA	FECHA: 02/09/2016	
	FORMATO AUTORIZACION DE DERECHOS	VIGENCIA: 2016	

FACULTAD DE CIENCIAS HUMANAS Y DE LA EDUCACIÓN

AUTORIZACIÓN

Yo JAIME EDUARDO REY ACOSTA mayor de edad, vecino de esta ciudad, identificado con la Cédula de Ciudadanía No. 1.072.719.423 de Fosca Cundinamarca, actuando en nombre propio en mi calidad de autor del trabajo de tesis, monografía o trabajo de grado denominado LA RED DE AMISTAD EN UN CONTEXTO ESCOLAR Y SU RELACIÓN CON EL TIEMPO DE CONSULTA DE UNA RED SOCIAL, hago entrega del ejemplar y de sus anexos de ser el caso, en formato digital o electrónico (CD-ROM) y autorizo a la **UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS**, para que en los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia, con la finalidad de que se utilice y use en todas sus formas, realice la reproducción, comunicación pública, edición y distribución, en formato impreso y digital, o formato conocido o por conocer de manera total y parcial de mi trabajo de grado o tesis.

EL AUTOR – ESTUDIANTE, Como autor, manifiesto que el trabajo de grado o tesis objeto de la presente autorización, es original y se realizó sin violar o usurpar derechos de autor de terceros; por tanto, la obra es de mi exclusiva autoría y poseo la titularidad sobre la misma; en caso de presentarse cualquier reclamación o acción por parte de un tercero en cuanto a los derechos de autor sobre la obra en cuestión, como autor, asumiré toda la responsabilidad, y saldré en defensa de los derechos aquí autorizados, para todos los efectos la Universidad actúa como un tercero de buena fe.

Para constancia, se firma el presente documento en dos (2) ejemplares del mismo valor y tenor en Villavicencio - Meta, a los 21 días del mes de marzo de 2019.

EL AUTOR – ESTUDIANTE

Firma

Nombre: Jaime Eduardo Rey Acosta

C.C. No. 1.072.719.423 De Fosca Cundinamarca

AUTORIDADES ACADÉMICAS

PABLO EMILIO CRUZ CASALLAS

Rector (E)

MARIA LUISA PINZÓN ROCHA

Vicerrectora académica

DEIVER GIOVANNY QUINTERO REYES

Secretario general

LUZ HAYDEÉ GONZÁLEZ OCAMPO

Decana de la Facultad Ciencias Humanas y de la Educación

OMAIRA ELIZABETH GONZALEZ

Directora de la Escuela de Pedagogía y Bellas Artes

NASLY YANIRA MARTÍNEZ

Directora del Programa de Licenciatura en Matemáticas

Notas de aceptación

MARIA TERESA CASTELLANOS SÁNCHEZ

Director(a) Centro de Investigación

MSc. ALEXANDER SANTOS NIÑO

Director(a) Trabajo de grado

PhD. FREDY LEONARDO DUBEIBE MARÍN

Evaluador

FRANCISCO JAVIER GUTIERREZ LIZARAZO

Evaluador

Villavicencio, Marzo de 2019

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	10
1. MARCO REFERENCIAL	14
1.1. SISTEMAS COMPLEJOS	14
1.2. TEORÍA DE REDES COMPLEJAS	14
1.3. DISTRIBUCIÓN DE GRADO DE ENTRADA Y DE SALIDA	17
1.4. LONGITUD DE CAMINOS Y RECORRIDO	18
1.5. SUBGRUPOS COHESIVOS Y CLUSTERS	20
2. MATERIALES Y MÉTODOS	23
2.1. ENFOQUE INVESTIGATIVO	23
2.2. RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN	23
3. RESULTADOS Y ANÁLISIS	25
3.1. DISTRIBUCIÓN DE GRADO	25
3.2. CORRELACIÓN ENTRE LA CENTRALIDAD Y EL TIEMPO DE CON- SULTA DE INSTAGRAM	27
3.3. DESCRIPCIÓN DE SUBGRUPOS A PARTIR DEL ALGORITMO GIRVAN NEWMANN	29
3.3.1. RELACIÓN ENTRE SUBGRUPOS Y TIEMPO DE CONSULTA.	30
3.3.2. PARTICIONES UTILIZANDO GIRVAN-NEWMAN PARA N MENOR AL NÚMERO DE SUBGRUPOS ESTABLECIDOS POR LA ESTRUCTURA ORIGINAL DE LA INSTITUCIÓN.	31
3.3.3. PARTICIONES UTILIZANDO GIRVAN-NEWMAN PARA N MAYOR AL NÚMERO DE SUBGRUPOS ESTABLECIDOS POR LA ESTRUCTURA ORIGINAL DE LA INSTITUCIÓN.	32
4. CONCLUSIONES	35
5. RECOMENDACIONES	37

BIBLIOGRAFÍA	38
ANEXOS	43

LISTA DE FIGURAS

	pág.
1. La red de fugitivos de Moreno. Los cuatro círculos más grandes, (C12, C10, C5, C3) representan cabañas en las que vivían las niñas. Las líneas no direccionadas indican atracción mutua	12
2. Ejemplo red de 8 nodos.	16
3. Ejemplo red dirigida de 8 nodos.	19
4. Geodésica entre 2 nodos en una red dirigida de 8 nodos.	19
5. Cliqué de tres nodos de una red dirigida de 8 nodos (es el unico 3-cliqués que se encuentra).	21
6. Los métodos de agrupación aglomerativa son generalmente buenos en el descubrimiento de los núcleos fuertemente vinculados de las comunidades (negrita vértices y aristas) incluso cuando, como aquí, la mayoría de ellos pertenecen claramente a una comunidad u otra	22
7. Distribución de grado de entrada.	25
8. Distribución de grado de salida.	26
9. Red de la comunidad objeto de estudio basada en la centralidad de intervención	28
10. Gráfica resultado del la aplicación del algoritmo Girvan-Newman a la red de estudiantes del CDE	30
11. Subgrupos que conforma un estudiante del curso 10-2	31
12. Particiones de la red utilizando Girvan-Newman para n menor que el número de cursos de la institución	32
13. Particiones de la red utilizando Girvan-Newman para n mayor al número de cursos de la institución.	34
14. Relación tiempo de consulta y numero de particiones necesarias para fracturar cada curso. Los valores de lambda para el tiempo promedio manejan una escala de 1 a 5, mientras que en el numero de particiones es de 1 a 1.	35

LISTA DE TABLAS

	pág.
1. Ejemplos de diadas del grafo mostrado en la figura 2	16
2. Correlación por método de momento-producto de Pearson	27
3. Conformación de cada subgrupo con N menor a la cantidad de cursos de la institución. Cada uno de los cursos es representado con una letra como se muestra a continuación: $06 - 1(a)$, $06 - 2(b)$, $06 - 3(c)$, $07 - 1(d)$, $07 - 2(e)$, $07 - 3(f)$, $07 - 4(g)$, $08 - 1(h)$, $08 - 2(i)$, $09 - 1(j)$, $09 - 2(k)$, $09 - 3(l)$, $10 - 1(m)$, $10 - 2(n)$, $11 - 1(o)$, $11 - 2(p)$, $11 - 3(q)$	33
4. Particiones para N menor a la cantidad de cursos de la Institución.	34
5. Resumen analítico especializado.	48

INTRODUCCIÓN

El análisis de redes sociales es una herramienta analítica que se aplica cuando un sistema admite una abstracción matemática de nodos y vínculos; los primeros se identifican como elementos del sistema mientras que los segundos representan la interacción o relación entre los elementos¹. El objetivo del análisis de redes sociales es identificar fenómenos que emergen de estas interacciones a partir de métodos y modelos que son distintos a los estadísticos tradicionales², de esta forma, la importancia de conocer la red es fundamental si se quiere entender algunas características que presentan los grupos sociales como la aceptación y el rechazo de estudiantes tartamudos³ o si se pretende estudiar los vínculos que hay entre la estructura y los procesos que toman lugar en las redes como la importancia de agentes influyentes en la formación de opinión⁴, la influencia de los juegos digitales en la creación de vínculos de amistad entre adolescentes⁵ o la propagación de enfermedades⁶.

La representación usual de una red se hace por medio de grafos o matrices. Un grafo presenta a los actores como puntos unidos por vínculos que indican relaciones, en cambio, en las matrices se asigna un número en cada casilla para vincular dos actores⁷. Formalmente, el grafo es un conjunto $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$ de vértices \mathcal{V} y enlaces \mathcal{E} , que representan agentes y vínculos⁸. La cardinalidad de estos conjuntos se denota con N y M , siendo N el número de agentes y M el número de vínculos. La red

¹Barrat, Alain; Barthelemy, Marc y Vespignani, Alessandro. *Dynamical processes on complex networks*. Cambridge university press, 2008.

²Sanz Menéndez, Luis. «Análisis de redes sociales: o cómo representar las estructuras sociales subyacentes». En: *Documento de Trabajo* 3 (2003), pág. 07; Wasserman, Stanley y Faust, Katherine. *Social network analysis: Methods and applications*. Vol. 8. Cambridge university press, 1994, págs. 4-8.

³Adriaenssens, Stefanie; Van Waes, Sara y Struyf, Elke. «Comparing acceptance and rejection in the classroom interaction of students who stutter and their peers: A social network analysis». En: *Journal of fluency disorders* 52 (2017), págs. 13-24.

⁴Watts, Duncan J y Dodds, Peter Sheridan. «Influentials, networks, and public opinion formation». En: *Journal of consumer research* 34.4 (2007), págs. 441-458.

⁵Ibíd.

⁶Chan, Joseph; Holmes, Antony y Rabadan, Raul. «Network analysis of global influenza spread». En: *PLoS computational biology* 6.11 (2010), e1001005; Park, Juyong y Newman, Mark EJ. «Statistical mechanics of networks». En: *Physical Review E* 70.6 (2004), pág. 066117.

⁷Molina, José Luis. «La ciencia de las redes». En: *Apuntes de Ciencia y Tecnología* 11.1 (2004), págs. 36-42.

⁸Reichardt, Jörg. *Structure in complex networks*. Vol. 766. Springer, 2008, págs. 78-88, pág. 2.

se representa como una matriz de adyacencia $N \times N$ donde los elementos A_{ij} son diferentes de cero si los agentes i y j tienen un vínculo. Durante la última década, el uso del álgebra de matrices y la teoría de grafos para el análisis de redes ha generado una explosión de interés en la investigación de redes sociales, de información, tecnológicas y biológicas⁹. Los resultados de estos trabajos evidencian cómo las propiedades estructurales afectan el comportamiento de los agentes de la red¹⁰ a partir de dos principios: el de cohesión donde los actores son similares si están vinculados entre ellos, y el de equivalencia donde los actores cumplen los mismos roles si tienen posiciones semejantes en relación a su entorno¹¹.

En este trabajo se aplica el análisis de redes para el estudio de los vínculos que se construyen en una institución educativa, donde estudiantes, profesores y administrativos se relacionan mediante lazos de amistad, laborales o familiares. Producto de esta dinámica, los jóvenes “forjan una identidad, establecen subculturas, intercambian símbolos, información y recursos, se inician sexualmente, y tejen nuevas conexiones en el contexto de sus redes sociales”¹². Precisamente, el análisis de redes nació con el estudio de una institución educativa, en 1932, Jacobo Moreno usó herramientas de análisis para explicar un comportamiento común de un grupo de niñas en una escuela de Nueva York: en tan solo dos semanas se fugaron 14 de ellas¹³. Moreno trazó un mapa en el que representó gráficamente los sentimientos de los individuos, y concluyó que los vínculos de las redes sociales son canales de influencia entre las niñas. En la figura 1, se puede observar cómo estaban conectadas las 14 niñas que se fugaron, donde los círculos grandes representan las cabañas en las que dormían y los círculos pequeños a cada una de ellas.

El estudio de esta red en particular fue motivada por trabajos anteriores, en los que se utiliza el análisis de redes sociales para investigar sobre algunos fenómenos

⁹Borgatti, Stephen P y col. «Network analysis in the social sciences». En: *science* 323.5916 (2009), págs. 892-895.

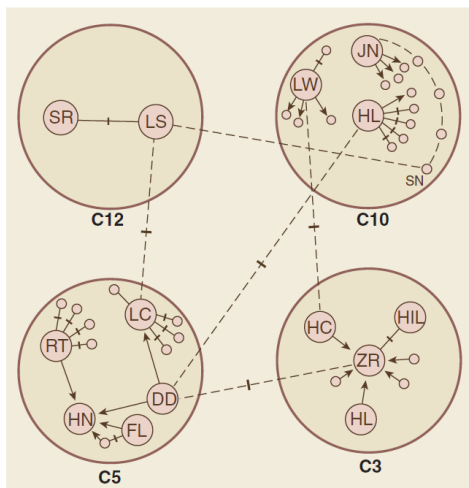
¹⁰Sanz Menéndez, «Análisis de redes sociales: o cómo representar las estructuras sociales subyacentes», óp.cit.

¹¹Lozares Colina, Carlos. «La teoría de redes sociales». En: *Papers: revista de sociologia* 48 (1996), págs. 103-126.

¹²Santos, Martín. «Análisis de redes sociales y rendimiento académico: lecciones a partir del caso de los Estados Unidos». En: *Debates en sociología* 35 (2010), págs. 20-26.

¹³Moreno, Jacob Levy; Jennings, Helen Hall y col. «Who shall survive?» En: *Nervous and Mental Disease Publishing Co.* (1934), págs. 12-13, pág. 71.

Figura 1: La red de fugitivos de Moreno. Los cuatro círculos más grandes, (C12, C10, C5, C3) representan cabañas en las que vivían las niñas. Las líneas no direccionadas indican atracción mutua



Fuente: Borgatti, Stephen P y col. «Network analysis in the social sciences». En: *science* 323.5916 (2009), págs. 892-895, pág. 4

presentes en el aula como el comportamiento de los estudiantes relacionado con el engaño durante un examen¹⁴, la cohesión y aceptación de los miembros provenientes de otras culturas¹⁵ o las interacciones sociales de aquellos estudiantes que presentan limitaciones o trastornos del habla¹⁶. Además, en la literatura consultada no se conocen trabajos que relacionen la dependencia que tienen los individuos a las redes sociales con sus vínculos de amistad "reales". De este modo, el presente trabajo tiene como objetivo estudiar la relación entre el tiempo de consulta de la red social Instagram y las medidas estructurales de centralidad y cercanía en la red de amistad de los estudiantes del Colegio Departamental la Esperanza en Villavicencio.

La investigación se enfocó en el estudio de tres medidas de red: la centralidad de grado nodal para una red direccionada, la centralidad de intermediación y la forma-

¹⁴Topirceanu, Alexandru. «Breaking up friendships in exams: A case study for minimizing student cheating in higher education using social network analysis». En: *Computers & Education* 115 (2017), págs. 171-187.

¹⁵Motos, Sheila González. «Friendship networks of the foreign students in schools of Barcelona: impact of class grouping on intercultural relationships». En: *International Journal of Intercultural Relations* 55 (2016), págs. 66-78.

¹⁶Adriaenssens; Van Waes y Struyf, «Comparing acceptance and rejection in the classroom interaction of students who stutter and their peers: A social network analysis», óp.cit., pág. 13.

ción de subgrupos basados en el algoritmo de Girvan-Newmann; las dos primeras que evalúan el principio de equivalencia y la última el principio de cohesión. En este sentido el trabajo se organiza de la siguiente forma: en la primera sección de este trabajo se expone la teoría de redes y se muestran las principales medidas de centralidad y aglomeración que se usan para establecer relaciones con el tiempo de consultad de Instagram. Posteriormente, en la sección 2 se describe la metodología de investigación y los materiales que se usaron para la recolección de información. En la sección 3, se muestran los resultados y se hace el análisis a partir de tres puntos: el comportamiento de libre escala de la distribución de grado, la correlación entre medidas de centralidad y tiempo de consulta de la red, y la relación entre la formación de subgrupos y los promedios de tiempo de navegación en Instagram.

1. MARCO REFERENCIAL

1.1. SISTEMAS COMPLEJOS

El primer acercamiento al concepto de un sistema complejo se basa en reconocer un conjunto de elementos vinculados mediante una estructura relacional no trivial, estos elementos tienen una serie de parámetros que describen su dinámica local. Sin embargo, esta definición no es suficiente para que un sistema sea reconocido como complejo, debido a que debe incluir la imposibilidad de predecir algunos sucesos propios del sistema a partir del conocimiento de sus partes. En consecuencia, como lo afirma Gell-Mann¹⁷, los sistemas complejos a escalas macroscópicas muestran fenómenos emergentes cuyas propiedades son imposibles de deducir a partir de los subsistemas microscópicos que lo componen.

De esta forma el estudio de los modelos complejos parte de dos enfoques microscópicos como lo son: un enfoque dinámico que permita establecer el comportamiento fundamental de cada actor y un enfoque estructural, que describe eficazmente los vínculos o enlaces entre los actores del sistema. Luego, teniendo un estudio conjunto de la topología del sistema, las interacciones entre sus actores y la dinámica de cada uno de ellos, se pretende entender los fenómenos macroscópicos propios del sistema complejo. Para lograr este objetivo, se analiza la estructura de la red de amistad mediante la teoría de redes complejas y se relacionan las medidas del sistema con conductas individuales de estudiantes del Colegio Departamental la Esperanza de Villavicencio.

1.2. TEORÍA DE REDES COMPLEJAS

Teniendo en cuenta el tamaño y la complejidad del sistema propio de esta investigación, no son convenientes algunos enfoques descriptivos y analíticos propios de una investigación cualitativa, en consecuencia, para poder realizar el estudio es necesario manipular herramientas que faciliten la comprensión del sistema. El uso de

¹⁷Gell-Mann, Murray. «Complex adaptive systems». En: *Daedalus* (1994), pág. 18.

la teoría de la probabilidad, la aplicación de métodos numéricos o el análisis de redes se hacen presentes como una forma eficaz de abordar el estudio. En las últimas décadas, en la formulación de la teoría de redes se han construido algoritmos de análisis pertinentes que permiten explicar y cuantificar algunas de las propiedades de las redes reales como son lo que abordamos en esta investigación¹⁸.

Una red se puede visualizar en un grafo que consiste en un conjunto de nodos o actores conectados entre si mediante alguna vinculación o enlace. Los actores de una red, conocidos como vértices, constituyen el conjunto \mathcal{N} al que pertenecen g elementos, es decir:

$$\mathcal{N} = \{n_1, n_2, n_3 \dots n_g\}, \quad (1.1)$$

Donde n_i hace referencia a cada actor de la red. Ahora, cuando un actor se relaciona con otro de la red se crea un vínculo es decir, cuando el agente n_i interactúa con el agente n_j se considera un par ordenado $\langle n_i, n_j \rangle$. El conjunto de todas las parejas ordenadas es \mathcal{L} siendo cada enlace denotado por la letra l , así el conjunto de vínculos es

$$\mathcal{L} = \{l_1, l_2, l_3 \dots l_L\}, \quad (1.2)$$

donde L es el número de enlaces que se encuentran en la red. Frecuentemente se hace referencia a parejas ordenadas ya que en este trabajo se relacionan los actores con vínculos direccionados. En síntesis, cada grafo \mathcal{G} está caracterizado por un conjunto de nodos \mathcal{N} y vínculos \mathcal{L} , existen g nodos y L parejas. Si dos nodos n_i y n_j están vinculados se dice que son adyacentes y la línea $l_k = (n_i, n_j)$ hace parte del conjunto \mathcal{L} . Para ejemplificar estos conjuntos se considera el grafo de la figura 2, en él se observa que al conjunto pertenecen los nodos

$$\mathcal{N} = \{alex, nasly, ivonne, maria, fredy, ave, pacho, arturo\}, \quad (1.3)$$

y la línea $l_1 = (fredy, ave)$ pertenece al conjunto \mathcal{L} .

La red representa relaciones direccionadas que van de un actor a otro, un nodo es la fuente y otro nodo es el receptor. Si el número de actores en la red es g , existirán $g(g-1)$ posibles vínculos, de esta forma el concepto de adyacencia toma un

¹⁸Albert, Réka y Barabási, Albert-László. «Statistical mechanics of complex networks». En: *Reviews of modern physics* 74.1 (2002), pág. 47.

significado mas elaborado: un nodo n_i es adyacente a un nodo n_j si $\langle n_i, n_j \rangle \in \mathcal{L}$, y el nodo n_j es adyacente a un nodo n_i si $\langle n_j, n_i \rangle \in \mathcal{L}$, en el caso de la figura 2 el nodo *nasly* es adyacente al nodo *maria* mientras el nodo *maria* no es adyacente al nodo *nasly*.

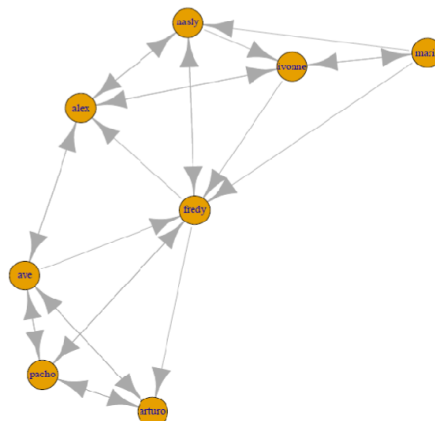
En los grafos las adyacencias establecen subgrupos, uno de los más importantes es la llamada diada que consiste en dos nodos y todos sus posibles vínculos. Ya que tratamos con grafos direccionados, la diada puede tener cuatro posibles estados o isomorfismos: El estado nulo donde no existen vínculos, los dos estados asimétricos donde existe solo uno de los dos estados y el estado reciproco en donde existen los dos estados. El cuadro de la tabla 1 muestra los estados de algunas diadas del ejemplo de la figura 2

fredy	→	arturo	(asimétrico)
alex	↔	nasly	(recíproco)
fredy	←	maria	(asimétrico)
arturo		nasly	(nulo)

Tabla 1: Ejemplos de diadas del grafo mostrado en la figura 2

Es conveniente tratar estos isomorfismos para describir la tendencia de reciprocidad o asimetría en una red, de hecho, se usa para estudiar ideas tales como la clusterabilidad y la transitividad, que son medidas que caracterizan a una red.

Figura 2: Ejemplo red de 8 nodos.



1.3. DISTRIBUCIÓN DE GRADO DE ENTRADA Y DE SALIDA

Como se ha visto, en una red direccionada un nodo puede ser adyacente a otro o adyacente de otro, dependiendo la dirección del vínculo. El grado nodal de entrada $d_I(n_i)$ es el número de nodos al que es adyacente n_i mientras el grado de salida, $d_O(n_i)$, es el número de nodos del que es adyacente el nodo n_i . Por ejemplo, el grado de entrada del nodo *alex* del grafo mostrado en la figura 2 es $d_I(alex) = 4$, mientras el grado de salida es $d_O(alex) = 3$. Los grados de entrada y salida son interesantes ya que miden qué tan comunicativo y qué tan popular es el agente en una red, medidas que se deben tomar en cuenta en las Instituciones Educativas para caracterizar los estudiantes. El grado de entrada \bar{d}_I o salida \bar{d}_O promedio de la red es

$$\bar{d}_I = \frac{\sum_{i=1}^g d_I(n_i)}{g} = \frac{L}{g}, \quad (1.4)$$

$$\bar{d}_O = \frac{\sum_{i=1}^g d_O(n_i)}{g} = \frac{L}{g}, \quad (1.5)$$

Estas dos cantidades son iguales ya que por cada nodo que tiene un vínculo de entrada hay otro nodo con un vínculo de salida. De esta forma, la media depende de cantidades macroscópicas que, por si solas, no dan mucha información del comportamiento de la red, sin embargo, podemos calcular la varianza del grado de entrada y salida de la red.

$$S_{d_I}^2 = \frac{\sum_{i=1}^g (d_I(n_i) - \bar{d}_I)^2}{g} \quad (1.6)$$

$$S_{d_O}^2 = \frac{\sum_{i=1}^g (d_O(n_i) - \bar{d}_O)^2}{g} \quad (1.7)$$

También, de acuerdo al grado de entrada o de salida podemos clasificar a un nodo: Aislado cuando el grado de entrada y de salida es cero, transmisor cuando el grado de entrada es cero y el de salida mayor que cero, receptor cuando el grado de entrada es mayor que cero y el de salida es cero y ordinario cuando ambos son mayores que cero.

Una propiedad estructural emergente de la red es la distribución de grado de entrada

y de salida. Redes complejas compuestas por muchos vértices se caracterizan por tener un grado de conectividad que sigue una ley de potencia, a este comportamiento se le llama libre de escala. Esta característica se encuentra como consecuencia de dos comportamientos: el primero es que la red se expande continuamente cuando se adiciona un nuevo vértice y el segundo es que los nuevos vértices tienen preferencias de estar conectados a sitios que tienen mayor grado de conectividad¹⁹. Para grafos direccionados se calculan las distribuciones de grado de entrada y de salida, ambas pueden tener o no relación dependiendo de el mecanismo de formación de los vínculos²⁰. En una red direccionada como la que se estudió, se confirmó que el mecanismo de formación de la red de amistad tiene comportamientos que caracterizan una distribución libre de escala, lo que permitió evaluar la primera hipótesis:

H1. Las distribuciones de grado de entrada y de salida en una red direccionada de amistad se ajusta a distribuciones libre de escala.

1.4. LONGITUD DE CAMINOS Y RECORRIDO

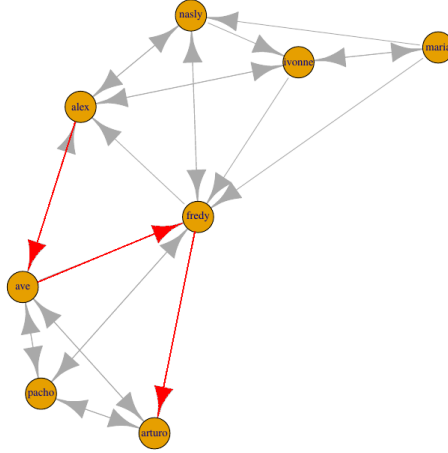
En el estudio de redes no solo es importante conocer el número de vínculos que tiene un nodo, también es necesario definir una distancia entre nodos de la red, a esto se le conoce como longitud de camino. Un camino direccionado es una secuencia de nodos alternados por vínculos, donde cada vínculo tiene origen en un nodo y termina en un nodo siguiente uniendo dos vértices de la red. La longitud del camino es el número de vínculos que se requiere para llegar de un nodo a otro recorriendo nodos distintos, contrario a un recorrido que puede pasar por el mismo vértice. Siguiendo con el ejemplo anterior, un camino para llegar del nodo *alex* al nodo *maria* es el recorrido *alex* → *ave* → *fredy* → *maria*, como se muestra en la imagen 3, sin embargo no es el camino más corto.

En consecuencia, se define la distancia entre un par de nodos (geodésica) como la longitud del camino más corto; en este caso, el camino más corto entre el nodo

¹⁹Barabási, Albert-László y Albert, Réka. «Emergence of scaling in random networks». En: *science* 286.5439 (1999), págs. 509-512.

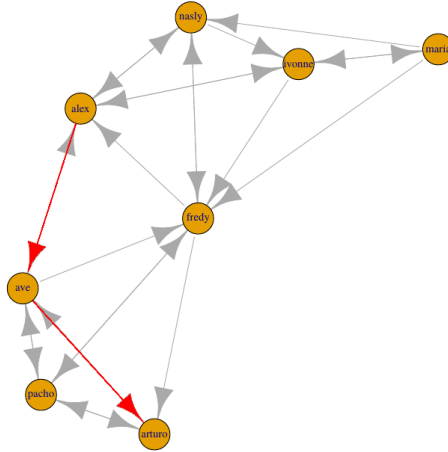
²⁰Behfar, Stefan Kambiz y col. «Directed networks' different link formation mechanisms causing degree distribution distinction». En: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 462 (2016), págs. 479-491.

Figura 3: Ejemplo red dirigida de 8 nodos.



alex y el nodo *maria* es el recorrido $alex \rightarrow ivonne \rightarrow maria$ que tiene una longitud $d(alex, maria) = 2$ y se muestra en la figura 4 (pasa por dos vínculos). Asimismo, esta medida me indica qué tan compacta es la red si se elige la longitud de la geodésica más larga entre los pares de nodos que conforman un grafo.

Figura 4: Geodésica entre 2 nodos en una red dirigida de 8 nodos.



Para estudiar la importancia que tienen los nodos en el flujo de información se requiere considerar la centralidad de intermediación, que se calcula considerando las geodésicas que pasan por cada actor n_i . Es decir, si se toma g_{jk} como la cantidad de geodésicas que unen dos actores j y k en una red y $g_{kl}(n_i)$ la cantidad de esas geodésicas que pasan por el nodo i , la probabilidad de que un camino pase por el

nodo n_i será:

$$P_{ij} = \frac{g_{jk}(n_i)}{g_{jk}}, \quad (1.8)$$

Para definir la centralidad de intervención se suman las probabilidades de todas las posibles parejas de la red, es decir

$$C_B(n_i) = \sum_{j,k} \frac{g_{jk}(n_i)}{g_{jk}}, \quad (1.9)$$

Los nodos que tienen mayor centralidad de intermediación (betweenness) son también reguladores del flujo de información. En una red social como Instagram se transmite información de un nodo a otro de la red, pasando por agentes que intervienen en el recorrido. En este trabajo no se encontró una relación entre la medida de centralidad de intermediación como lo proponía la segunda hipótesis de investigación.

H2. Los estudiantes que tengan mayor grado de intervención son los que pasan más tiempo en redes sociales.

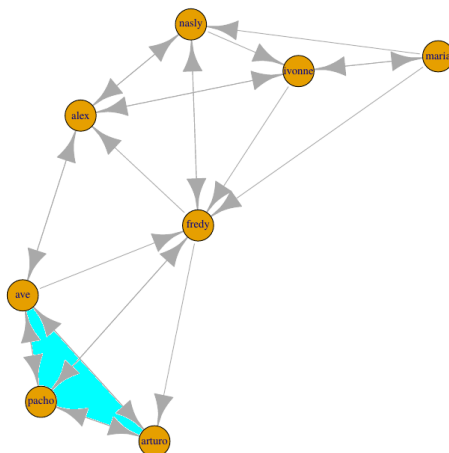
1.5. SUBGRUPOS COHESIVOS Y CLUSTERS

En la teoría de redes hay una preocupación constante por la identificación de subgrupos cohesivos de actores, grupos que sean relativamente fuertes entre sus vínculos²¹. Se han ideado diversos métodos para encontrar estos subgrupos ya que la importancia de estudiarlos radica en las fuerzas sociales que existen entre individuos del grupo. Gran parte de los algoritmos que se usan para hallar los subgrupos en una red usan los conocidos cliques, que son subgrafos de tres o más nodos completamente conectados. La mínima cantidad de nodos que pueden pertenecer a un clique son 3, en el caso del ejemplo estudiado estos tres nodos forman triángulos

²¹Duch, Jordi y Arenas, Alex. «Community detection in complex networks using extremal optimization». En: *Physical review E* 72.2 (2005), pág. 027104; Lancichinetti, Andrea; Fortunato, Santo y Kertész, János. «Detecting the overlapping and hierarchical community structure in complex networks». En: *New Journal of Physics* 11.3 (2009), pág. 033015; Reichardt, Jörg y Bornholdt, Stefan. «Detecting fuzzy community structures in complex networks with a Potts model». En: *Physical Review Letters* 93.21 (2004), pág. 218701; Zhang, Shihua; Wang, Rui-Sheng y Zhang, Xiang-Sun. «Identification of overlapping community structure in complex networks using fuzzy c-means clustering». En: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 374.1 (2007), págs. 483-490.

limitados por vínculos como se muestra en la figura 5 que es el único cliqué de red direccional que se encuentra en esta red.

Figura 5: Cliqué de tres nodos de una red dirigida de 8 nodos (es el único 3-cliques que se encuentra).



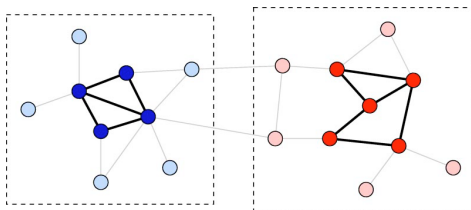
Existen diversos métodos para encontrar comunidades en redes no direccionadas, precisamente porque si se consideran estas redes, la cantidad de triángulos que se pueden formar son muchos menos que una red no direccionada. Este problema se supera simetrizando la red, es decir se convierten los vínculos direccionados en vínculos no direccionados. Sin embargo, últimamente se han desarrollado métodos para encontrar subgrupos en redes direccionadas, particularmente Santos y Carvalho²² ha diseñado una estrategia para encontrar grupos en una red direccionada.

El problema de considerar subgrupos a partir de cliques es que los grupos se vuelven aglomerantes, es decir, tienden a dejar vértices en la periferia como se muestra en la figura 6, donde los nodos que están de color claro pertenecen al subgrupo y no son detectados por esta clase de algoritmos. Considerando esta limitación, Givan y Newman²³ proponen una técnica conocida como clustering jerárquico, en donde descartan el nodo con la mayor centralidad de intervención, y vuelven a calcularlo y descartarlo de forma iterativa hasta encontrar n subgrupos en la red.

²²Santos, Camila Pereira; Carvalho, Desiree Maldonado y Nascimento, Mariá CV. «A consensus graph clustering algorithm for directed networks». En: *Expert Systems with Applications* 54 (2016), págs. 121-135.

²³Newman, Mark EJ y Girvan, Michelle. «Finding and evaluating community structure in networks». En: *Physical review E* 69.2 (2004), pág. 026113.

Figura 6: Los métodos de agrupación aglomerativa son generalmente buenos en el descubrimiento de los núcleos fuertemente vinculados de las comunidades (negrita vértices y aristas) incluso cuando, como aquí, la mayoría de ellos pertenecen claramente a una comunidad u otra



Fuente: Newman, Mark EJ y Girvan, Michelle. «Finding and evaluating community structure in networks». En: *Physical review E* 69.2 (2004), pág. 026113, pág. 4

El presente trabajo se enfoca en ver las relaciones de amistad de un colegio y como era de esperarse, cuando se aplicó el algoritmo de Girvan-Newman se agruparon justamente los cursos de la institución, lo que verificó la tercera hipótesis.

H3. Al aplicar el algoritmo de Girvan-Newmann, la red se separará en subgrupos que corresponden a los cursos de la institución.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. ENFOQUE INVESTIGATIVO

Esta investigación es de tipo básico con una naturaleza exploratoria y correlacional, debido a que se indaga sobre la relación que hay entre algunas medidas estructurales de la red de amistad y el tiempo de consulta de redes sociales en los estudiantes del Colegio Departamental la Esperanza de Villavicencio. Para describir esta relación, en este trabajo se hacen medidas de centralidad de grado y centralidad de intervención, y se explora el posible vínculo que tienen con el tiempo de consulta de las redes sociales. En este sentido, la investigación es novedosa y constituye un estudio exploratorio ya que, en la bibliografía consultada, el tema ha sido poco estudiado y no se ha examinado directamente esta relación²⁴. La investigación tiene un enfoque cuantitativo de forma no experimental ya que fue necesario recolectar información y procesarla mediante algoritmos estadísticos y programas computacionales, para calcular los valores requeridos y analizar los comportamientos presentes en las redes. Es decir, la investigación esta acorde con lo propuesto por Sampieri, quien consideran que el enfoque cuantitativo usa la recolección de datos para probar hipótesis, con base en la medición numérica y el análisis estadístico, para establecer patrones de comportamiento y probar teorías²⁵.

2.2. RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN

Se eligió el cuestionario como instrumento de investigación debido a que se ajusta en al estudio de fenómenos de interacción social. El objetivo principal del instrumento fue obtener información acerca de las relaciones de amistad y el tiempo que dedican a consultar la red social Instagram, en los estudiantes del colegio Departamental la Esperanza de Villavicencio Meta. El instrumento que se muestra en el anexo 1 incluye dos preguntas, la primera proporciona información de cuántos compañeros considera amigos y la segunda suministra el tiempo que dedica a revisar la

²⁴Hernández Sampieri, Roberto; Fernández Collado, Carlos; Baptista Lucio, Pilar y col. *Metodología de la investigación*. Vol. 3. México: McGraw-Hill, 2006, págs. 333-348, pág. 91.

²⁵Ibíd., pág. 11.

red social Instagram. La información permitió construir la red de amistad y, mediante el uso de la teoría de grafos y la aplicación en redes complejas, describir algunos comportamientos de la población estudiada como tendencias centrales o caminos de información.

Para establecer la validez del instrumento fue necesario apoyarse en un artículo escrito por Zaccagnini²⁶, quien afirma que la amistad es la más libre de todas las relaciones interpersonales, y por lo tanto, no tiende a ajustarse a patrones característicos de otras relaciones como la pareja, la familia, las organizaciones laborales, religiosas,..etc. Sin embargo, se puede pensar la amistad como un "vínculo afectivo recíproco, que se establece libremente entre dos personas que no tienen una relación de pareja, de familia o profesional"²⁷, definición que se colocó en la presentación del instrumento para obtener la mayor cantidad de vínculos bi-direccionados y especificar una relación teórica del concepto de amistad.

El procedimiento para calcular la confiabilidad del instrumento consistió en hacer medidas de estabilidad, es decir, a un grupo de diez personas se les aplicó la misma encuesta dos veces con una semana de diferencia. La correlación entre los resultados arrojó un 97 %, lo que quiere decir que el número de amigos coincide 97 % en promedio. El mismo procedimiento, aplicado a la segunda pregunta midió un 90 % de confiabilidad en el tiempo de consulta de la red Instagram.

Al aplicar el instrumento se tuvo en cuenta las particularidades de un análisis de redes, y se decidió trabajar con la totalidad de la población a fin de generar estadísticas más confiables. El número de estudiantes que diligenciaron la encuesta fue de 591, todos del Colegio Departamental La Esperanza en las sedes secundaria y media.

²⁶Zaccagnini, J. «Amistad y bienestar psicológico: el papel de los “amigos c”». En: *Encuentros en Psicología Social* 5.1 (2010), págs. 63-72.

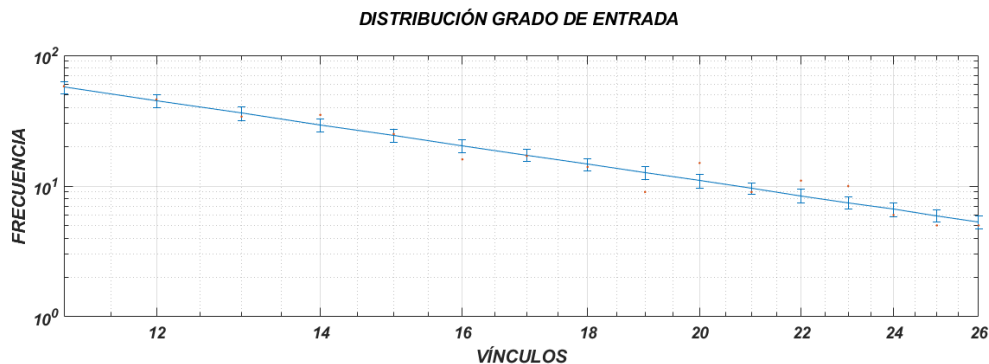
²⁷Ibíd., pág. 65.

3. RESULTADOS Y ANÁLISIS

3.1. DISTRIBUCIÓN DE GRADO

Para calcular las distribuciones de grado y demás variables en la red, se emplearon dos software de análisis de redes: UCINET²⁸ y GEPHI²⁹, ambos programas diseñados para el análisis de datos en redes sociales. A la hora de realizar el análisis de centralidad de grado, teniendo en cuenta que es una red direccional y la matriz de adyacencia no es simétrica, el algoritmo que se usa para hacer el cálculo suma los datos de las filas para asignar el grado de entrada y suma los datos de las columnas para computar el grado de salida³⁰. En UCINET esto es una rutina que, luego de ingresar al programa la matriz de adyacencia mediante un archivo Excel o directamente desde el editor de archivos del programa, se ejecuta con las siguientes acciones en la barra de herramientas: **Network, Centrality, Degree**; logrando así que el software genere un archivo donde se especifican los valores que describen el grado de salida y entrada de cada uno de los nodos.

Figura 7: Distribución de grado de entrada.



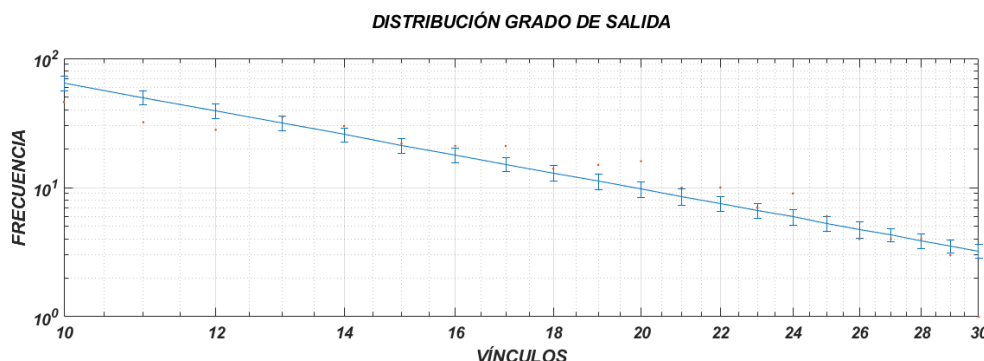
Los resultados permiten estudiar la presencia de pocos nodos altamente conectados a otros nodos de la red, esta es una característica recurrente en las redes reales conocida como comportamiento de libre escala y se verifica al encontrar leyes de

²⁸Borgatti, Stephen P; Everett, Martin G y Freeman, Linton C. «Ucinet for Windows: Software for social network analysis». En: *Encyclopedia of social network analysis and mining* (2002).

²⁹Bastian, Mathieu; Heymann, Sebastien; Jacomy, Mathieu y col. «Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks.» En: *lcwsm* 8.2009 (2009), págs. 361-362.

³⁰Freeman, Linton C. «Centrality in social networks conceptual clarification». En: *Social networks* 1.3 (1978), págs. 215-239.

Figura 8: Distribución de grado de salida.



potencia en las gráficas de distribución de grado. Usualmente, estos comportamientos tienen características de colas largas que tienen el mismo significado de los fenómenos encontrados en las variaciones de precio de una acción: la probabilidad de ocurrencia de un evento extremo es mayor a la que se calcula a partir de una distribución normal³¹. Para un análisis del comportamiento de libre escala de la red, se grafica la distribución de frecuencias en escala log-log y se ajusta a una línea recta, si la correlación es alta representa una ley de potencias donde se relaciona la frecuencia de los grados de entrada y salida en función del número de vínculos.

Las distribuciones se muestran en la gráfica 7 para el grado de entrada y en la gráfica 8 para el grado de salida. Los resultados se ajustan a leyes de potencia de la forma $P_{out}(k) = Ak^{-\gamma_{out}}$ para el grado de salida y $P_{in}(k) = Ak^{-\gamma_{in}}$ para el grado de entrada con un $\gamma_{out} = 2,71$ y $\gamma_{in} = 2,75$ y un coeficiente de determinación de 0,95 y 0,97 respectivamente. Los exponentes γ están dentro del intervalo esperado, muy cercano a los coeficientes encontrados por Cancho y Solé³² en el que vincula palabras cercanas en una oración y al trabajo de Barabasi³³ en el que relaciona coautorías en artículos científicos.

³¹Fama, Eugene F. «The behavior of stock-market prices». En: *The journal of Business* 38.1 (1965), págs. 34-105.

³²Cancho, Ramon Ferrer i y Solé, Richard V. «The small world of human language». En: *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences* 268.1482 (2001), págs. 2261-2265.

³³Albert y Barabási, «Statistical mechanics of complex networks», óp.cit.

3.2. CORRELACIÓN ENTRE LA CENTRALIDAD Y EL TIEMPO DE CONSULTA DE INSTAGRAM

Como se ha presentado, la centralidad de intermediación o "betweness" que presenta un nodo es una medida que representa cuántas veces un nodo interviene en el camino más corto de conexión entre dos nodos en la red³⁴. Los nodos que presentan un mayor valor en esta medida son conocidos por su capacidad de influir en el comportamiento de la red, ya que son intermediarios en el camino que une a otros actores y se convierten en los entes sobre los que recaen estrategias para el manejo de la información, por ejemplo: si se quiere generar campañas de publicidad para una red específica es necesario identificar a aquellos nodos que tienen mayor intervención y pueden transmitir el mensaje publicitario mas rápidamente. La figura 9, muestra en azul los nodos con mayor medida de centralidad de intervención; el algoritmo identifica dos estudiantes de noveno, uno de décimo y dos de sexto quienes tienen la mayor influencia en la comunidad debido al control sobre el flujo de información que pasa sobre ellos.

Con esta medida calculada y las medidas de centralidad de grado se analizó la correlación entre la centralidad y el tiempo de consulta de la red social Instagram. Los resultados se muestran en la tabla, 2 donde se relaciona la centralidad de grado de entrada, de salida, de intervención y el tiempo de consulta por medio de una matriz de correlación.

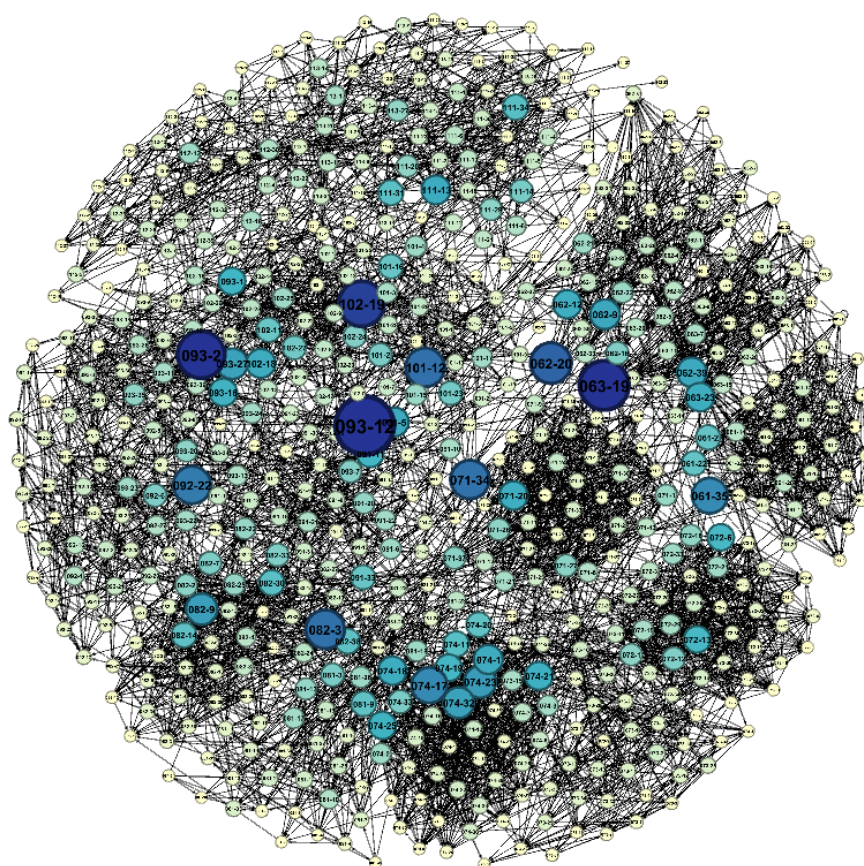
Tabla 2: Correlación por método de momento-producto de Pearson

COEFICIENTE	INDEGREE	OUTDEGREE	TIEMPO	BETWENNESS
INDEGREE	1,000000	0,817393	-0,5530320	0,328671
OUTDEGREE	0,817397	1,000000	-0,435939	0,368507
TIEMPO	-0,550320	-0,435939	1,000000	-1,164747
BETWENNESS	0,328671	0,368507	-0,164747	1,000000

Como era de esperarse existe una alta correlación entre la centralidad de grado de entrada y de salida lo que indica que, en un alto porcentaje, los estudiantes suelen reconocerse como amigos mutuamente. Lo interesante ocurre al establecer

³⁴Medel, Roberto Rendón y col. «Identificación de actores clave para la gestión de la innovación: el uso de redes sociales». En: *Documento de Trabajo 3* (2007), págs. 07-15.

Figura 9: Red de la comunidad objeto de estudio basada en la centralidad de intervención



la relación entre las centralidades de grado y el tiempo que invierten los estudiantes en consultar la red social Instagram, puesto que se describe la influencia que podría tener el tiempo de navegación en Instagram con el prestigio (indegree) y la confianza (Outdegree) que presenta cada estudiante. Debido a que el método de Pearson arroja un valor de correlación negativa moderada, aquellos que tienden a invertir más tiempo en la red social pueden llegar a tener menor prestigio y confianza dentro de la red de estudiantes del CDE. Por otra parte, en este estudio no se obtiene una correlación significativa entre la centralidad de intervención y las demás variables.

3.3. DESCRIPCIÓN DE SUBGRUPOS A PARTIR DEL ALGORITMO GIRVAN NEWMANN

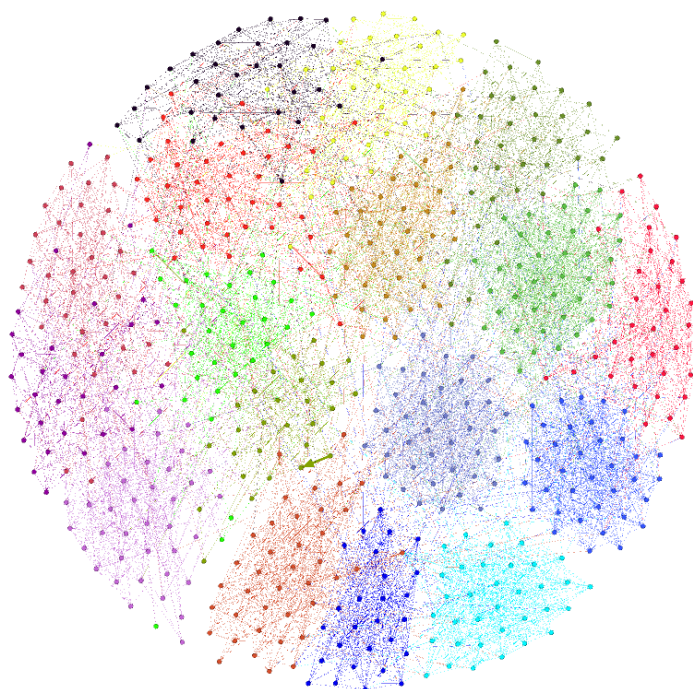
Para realizar las particiones o generar los subgrupos a partir del algoritmo de Girvan Newmann, en la barra de herramientas de UCINET se accede a: **Network Visualization, Open**, Nombre de documento (matriz). Al abrir el paquete de visualización de la red, se aplica el algoritmo de Girvan-Newman de la siguiente manera: **Network, Subgroups, Girvan-Newman**, el cual es un proceso iterativo diseñado para identificar subgrupos cohesivos. Dicha rutina tiene dos características principales: La primera es que se remueven iterativamente los nodos con el valor más alto de centralidad de intermediación, dividiendo así la red en subgrupos, luego, como segunda condición, se recalcula la centralidad y se vuelven a remover los nodos con mayor índice regresando al apartado anterior. El proceso eventualmente aumentará el número de componentes "débiles", estos componentes pertenecen a subgrupos cohesivos y forman una partición de los datos originales³⁵. Cada vez que aumenta el número de componentes se obtiene una nueva partición, estas particiones se anidan y el proceso continúa, mientras que el número de componentes es inferior al máximo especificado por el usuario.

Debido a que la estructura de la Institución objeto de estudio está conformada por 17 cursos, se programó el algoritmo para realizar 17 particiones que se presentan en la figura 10. Los grupos fruto de la aplicación del algoritmo coincidieron en su

³⁵Girvan, Michelle y Newman, Mark EJ. «Community structure in social and biological networks». En: *Proceedings of the national academy of sciences* 99.12 (2002), págs. 7821-7826.

totalidad con la estructura original de la institución, lo que significa que el algoritmo Girvan Newmann separa de forma exacta los 17 cursos del Colegio Departamental la Esperanza en donde se realizó el estudio, confirmando las relaciones establecidas por Lozares³⁶ entre la estructura posicional (Cursos) y el principio de equivalencia (Algoritmo Girvan-Newmann).

Figura 10: Gráfica resultado del la aplicación del algoritmo Girvan-Newman a la red de estudiantes del CDE



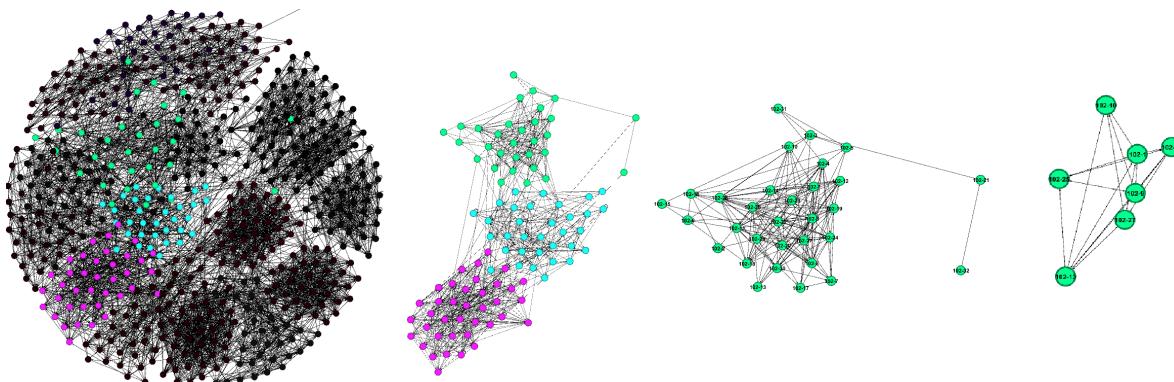
El resultado anterior valida el algoritmo Girvan-Newmann para identificar redes de actores fuertemente relacionados, por ejemplo la figura 11 muestra cómo se reconoce, a partir de la red, el grado décimo, el grupo 10-2 y un conjunto de estudiantes altamente correlacionados que establecen una red particular de amigos cercanos.

3.3.1. RELACIÓN ENTRE SUBGRUPOS Y TIEMPO DE CONSULTA.

Dado que el algoritmo de Girvan-Newmann permite evaluar la cohesión de subgrupos en la red, es conveniente valorar este atributo para establecer relaciones entre

³⁶Lozares Colina, «La teoría de redes sociales», óp.cit.

Figura 11: Subgrupos que conforma un estudiante del curso 10-2



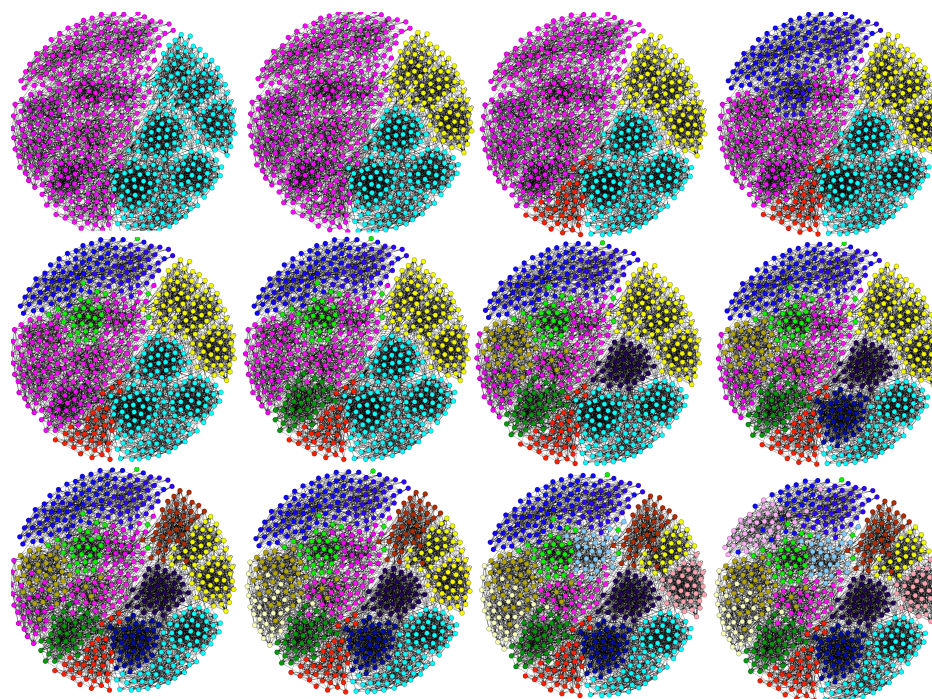
los grados de la institución (6°, 7°,...) y entre los mismos integrantes de cada curso. El primer objetivo se cumple al dividir la red en un número de comunidades N menor al número de cursos en la institución, en cambio, cuando se quiere comparar que tan fuertes son los enlaces de amistad entre los grados se procede a generar particiones con N mayor al número de grupos (cursos) estipulados por la institución. El análisis se desarrolla a continuación.

3.3.2. PARTICIONES UTILIZANDO GIRVAN-NEWMAN PARA N MENOR AL NÚMERO DE SUBGRUPOS ESTABLECIDOS POR LA ESTRUCTURA ORIGINAL DE LA INSTITUCIÓN.

Para identificar subgrupos con un nivel alto de cohesión se programó el algoritmo de Girvan-Newmann con un número de particiones menor a los cursos que fueron objeto de la investigación, los grafos de los subgrupos se muestran en la figura 13. El reconocimiento de estos grupos es conveniente ya que permite identificar grupos semejantes y además cumple con uno de los criterios de análisis de redes expuesto por Lozares³⁷: el principio de cohesión, el cual consiste en que "los actores similares lo son en la medida en que están vinculados por relaciones entre ellos" que, producto de los procesos de socialización, entre grupos homogéneos se encuentran creencias y comportamientos similares.

³⁷Ibíd., pág. 2.

Figura 12: Particiones de la red utilizando Girvan-Newman para n menor que el número de cursos de la institución



En la tabla 3 se presenta la información que detalla como se van obteniendo los diferentes grupos al aplicar el algoritmo Girvan.Newmann para $1 > N > 18$. De acuerdo a lo que se observa, los grados de noveno, décimo y once están vinculados entre ellos más fuertemente que los sextos y séptimos, prueba de eso es que necesitan cinco particiones para separarse en vez de tres. También se localiza el grupo 8-1 que se considera distinto debido a que en la cuarta partición ya se separa de la comunidad, contrario a los grupos 9-1 y 9-2 que necesitan las 17 particiones para separarse.

3.3.3. PARTICIONES UTILIZANDO GIRVAN-NEWMAN PARA N MAYOR AL NÚMERO DE SUBGRUPOS ESTABLECIDOS POR LA ESTRUCTURA ORIGINAL DE LA INSTITUCIÓN.

Al aplicar el algoritmo Girvan-Newmann para un número de particiones con N mayor a la cantidad de cursos establecidos en el CDE, se empiezan a generar fracturas

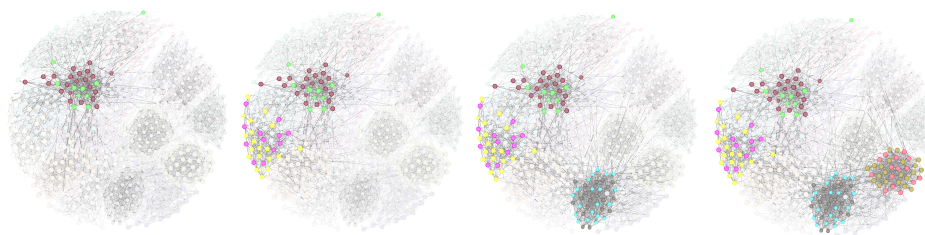
Tabla 3: Conformación de cada subgrupo con N menor a la cantidad de cursos de la institución. Cada uno de los cursos es representado con una letra como se muestra a continuación: 06–1(a), 06–2(b), 06–3(c), 07–1(d), 07–2(e), 07–3(f), 07–4(g), 08–1(h), 08–2(i), 09–1(j), 09–2(k), 09–3(l), 10–1(m), 10–2(n), 11–1(o), 11–2(p), 11–3(q)

PARTICIÓN	CURSOS
2	G1 (a, b, c, d, e, f, g) ; G2 ($h, i, j, k, l, m, n, o, p, q$)
3	G1 (a, b, c) ; G2 (d, e, f, g) ; G3 ($h, i, j, k, l, m, n, o, p, q$)
4	G1 (a, b, c) ; G2 (d, e, f, g) ; G3 ($i, j, k, l, m, n, o, p, q$) ;G4 (h)
5	G1 (a, b, c) ; G2 (d, e, f, g) ; G3 (i, j, k, l, m) G4 (h) ; G5 (n, o, p, q)
6	G1 (a, b, c) ; G2 (d, e, f, g) ; G3 (i, j, k, l, m) G4 (h) ; G5(o, p, q) ; G6 (n)
7	G1 (a, b, c) ; G2 (d, e, f, g) ; G3 (j, k, l, m) ; G4 (h) G5 (o, p, q) ; G6 (n) ; G7 (i)
8	G1 (a, b, c) ; G2 (e, f, g) ; G3 (j, k, l, m) G4 (h) ; G5 (o, p, q) ;G6 (n) ; G7 (i) ; G8 (d)
9	G1 (a, b, c) ;G2 (e, f, g) ; G3 (j, k, l) ; G4 (h) ; G5 (o, p, q) G6 (n) ; G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m)
10	G1 (a, b, c) ; G2 (e, f, g) ; G3 (j, k, l) ;G4 (h) ; G5 (o, q) G6 (n) ; G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ; G10 (p)
11	G1 (a, c) ; G2 (e, f, g) ;G3 (j, k, l) ; G4 (h) ; G5 (o, q) G6 (n) ; G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ; G10 (p) G11 (b)
12	G1 (c) ; G2 (e, f, g) ; G3 (j, k, l) ; G4 (h) ; G5 (o, q) G6 (n) ; G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ; G10 (p) G11 (b) ; G12 (a)
13	G1 (c) ; G2 (e, f, g) ; G3 (j, k, l) ; G4 (h) ; G5 (q) G6 (n) ; G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ; G10 (p) G11 (b) ; G12 (a) ; G13 (o)
14	G1 (c) ;G2 (e, f, g) ; G3 (j, k) ; G4 (h) ; G5 (q) G6 (n) ;G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ; G10 (p) G11 (b) ;G12 (a) ; G13 (o) ; G14(l)
15	G1 (c) ; G2 (e, f) ; G3 (j, k) ; G4 (h) ; G5 (q) G6 (n) ;G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ;G10 (p) G11 (b) ; G12 (a) ;G13 (o) ; G14(l) ; G15 (g)
16	G1 (c) ; G2 (e) ; G3 (j, k) ; G4 (h) ; G5 (q) G6 (n) ;G7 (i) ; G8 (d) ;G9 (m) ; G10 (p) G11 (b) ; G12 (a) ;G13 (o) ; G14(l) ; G15 (g) ; G16 (f)
17	G1 (c) ; G2 (e) ; G3 (k) ; G4 (h) ; G5 (q) ; G6 (n) G7 (i) ; G8 (d) ; G9 (m) ; G10 (p) ; G11 (b) ; G12 (a) G13 (o) ; G14(l) ; G15 (g) ; G16 (f) ; G17 (j)

en algunos cursos, es así como van naciendo los nuevos subgrupos definiendo los límites sociales de posiciones distintas y originando creencias y tendencias comportamentales homogéneas entre actores³⁸. En la tabla 3 se presenta la información que describe el número N de particiones necesarias para fracturar un curso de la Institución al aplicar el algoritmo Girvan-Newmann. La importancia de generar particiones con N mayor al número de cursos radica en el podemos comparar

³⁸Ibíd., pág. 109.

Figura 13: Particiones de la red utilizando Girvan-Newman para n mayor al número de cursos de la institución.



la cohesión entre ellos y así estudiar procesos de socialización por interacción. La fuerza causal de los comportamientos se basa precisamente en la intensidad de los lazos de comunicación. Es un principio que nos marca también las fronteras del subgrupo³⁹.

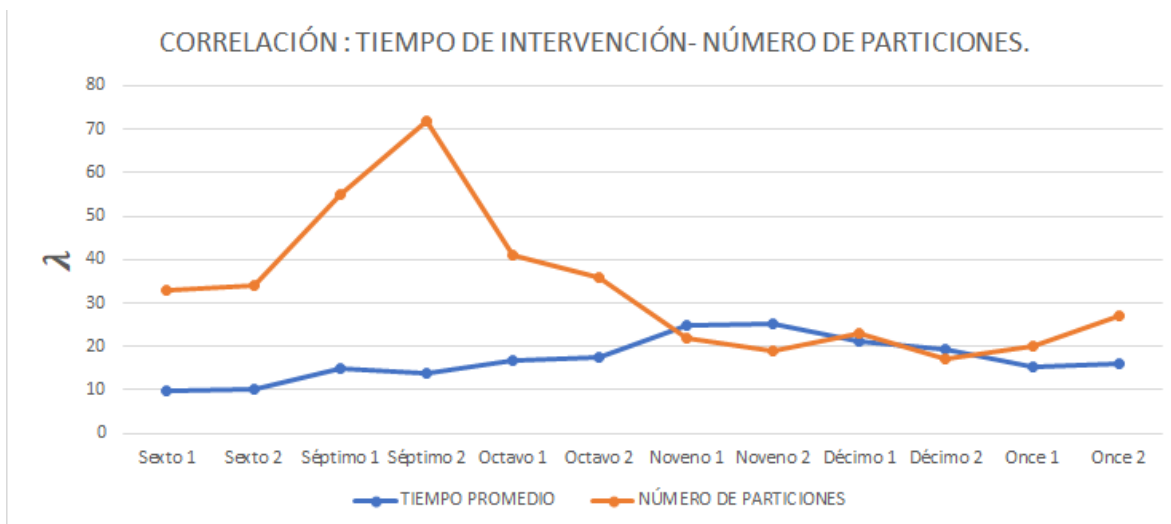
Tabla 4: Particiones para N menor a la cantidad de cursos de la Institución.

NÚMERO DE PARTICIÓN	17	19	20	22	23	25	27
GRADO	10 – 2	09 – 2	11 – 1	09 – 1	10 – 2	11 – 2	11 – 3
NÚMERO DE PARTICIÓN	30	33	34	36	41	45	50
GRADO	09 – 3	06 – 1	06 – 2	08 – 2	08 – 1	07 – 4	06 – 3
NÚMERO DE PARTICIÓN	55	58	72	0	0	0	0
GRADO	07 – 1	07 – 2	07 – 3	0	0	0	0

En la tabla 4 los grupos de noveno, décimo y once se fracturan en menos de 30 particiones mientras los grados séptimos necesitan hasta 72 particiones, lo que sugiere que los grupos de séptimo son más cohesionados que los grupos de noveno, décimo y once. La relación entre la cohesión y el tiempo promedio de consulta de la red social Instagram en cada curso se muestra en la gráfica de la figura 14, donde se evidencia que los grupos más cohesionados (6°, 7° y 8°) son los que usan durante menos tiempo las redes sociales, mientras que el grado noveno presenta en promedio un valor más alto de consulta y una menor cohesión.

³⁹Ibíd., pág. 121.

Figura 14: Relación tiempo de consulta y numero de particiones necesarias para fracturar cada curso. Los valores de lambda para el tiempo promedio manejan una escala de 1 a 5, mientras que en el numero de particiones es de 1 a 1.



4. CONCLUSIONES

- La distribución de grado de entrada y salida de la red de amistad muestra un comportamiento de libre escala con exponentes de $\gamma_{out} = 2,71$ y $\gamma_{in} = 2,75$, que corresponde a un comportamiento emergente típico de una red real y el cual ha sido modelado en los trabajos de Barabasi⁴⁰.
- El estudio permitió reconocer la alta correlación entre la centralidad de grado de entrada y de salida lo que indica que, en un alto porcentaje, los estudiantes suelen reconocerse como amigos mutuamente.
- Existe una correlación negativa media entre el tiempo de consulta de Instagram y la centralidad de grado en la red de amistad, en cambio no existe una correlación significativa entre la intervención y el tiempo de consulta de esta red social.
- El algoritmo Girvan Newmann separa de forma exacta los 17 cursos del Colegio Departamental la Esperanza a partir del conocimiento de la red de amistad,

⁴⁰Barabási, Albert-László. «Scale-free networks: a decade and beyond». En: *science* 325.5939 (2009), págs. 412-413.

lo que valida el uso de métodos de agrupación no aglomerantes para el análisis de este tipo de sistemas.

- Al variar el número de particiones con el algoritmo Girvan Newman, se observan dos grupos: los grados sextos y séptimos, y los grados noveno, décimo y once. La cohesión entre sextos y séptimos es fuerte entre cursos mientras que para noveno, décimo y once es fuerte entre grados. Entre cursos aparentemente los estudiantes de noveno, décimo y once consolidan un grupo de amigos cercanos y si se hace un estudio de particiones se fracturan rápidamente.

5. RECOMENDACIONES

- Analizar los resultados de este estudio desde una perspectiva sociológica para explicar comportamientos sociales o emocionales que presentan los adolescentes en las etapas de desarrollo.
- Usar la red y la estructura original del colegio para comparar los métodos de agrupación aglomerantes y no aglomerantes en redes direccionadas.
- Ejecutar la misma investigación a otra población educativa y comparar los resultados para constatar principios de reproducibilidad.
- Ofrecer cursos de programación y manejo Software en la Licenciatura en Matemáticas de la Universidad de los Llanos a fin de facilitar la investigación de tipo cuantitativo.
- Incentivar a los estudiantes a realizar proyectos de investigación de tipo cuantitativo en los cursos de pedagogía para desarrollar las capacidades y habilidades en el proceso de una investigación.

BIBLIOGRAFÍA

ADRIAENSENS, Stefanie; VAN WAES, Sara y STRUYF, Elke. «Comparing acceptance and rejection in the classroom interaction of students who stutter and their peers: A social network analysis». En: *Journal of fluency disorders* 52 (2017), págs. 13-24.

ALBERT, Réka y BARABÁSI, Albert-László. «Statistical mechanics of complex networks». En: *Reviews of modern physics* 74.1 (2002), pág. 47.

BARABÁSI, Albert-László. «Scale-free networks: a decade and beyond». En: *science* 325.5939 (2009), págs. 412-413.

BARABÁSI, Albert-László y ALBERT, Réka. «Emergence of scaling in random networks». En: *science* 286.5439 (1999), págs. 509-512.

BARRAT, Alain; BARTHELEMY, Marc y VESPIGNANI, Alessandro. *Dynamical processes on complex networks*. Cambridge university press, 2008.

BASTIAN, Mathieu; HEYMANN, Sebastien; JACOMY, Mathieu y col. «Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks.» En: *lcwsm* 8.2009 (2009), págs. 361-362.

BEHFAR, Stefan Kambiz; TURKINA, Ekaterina; COHENDET, Patrick y BURGER-HELMCHEN, Thierry. «Directed networks' different link formation mechanisms causing degree distribution distinction». En: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 462 (2016), págs. 479-491.

BORGATTI, Stephen P; EVERETT, Martin G y FREEMAN, Linton C. «Ucinet for Windows: Software for social network analysis». En: *Encyclopedia of social network analysis and mining* (2002).

BORGATTI, Stephen P; MEHRA, Ajay; BRASS, Daniel J y LABIANCA, Giuseppe. «Network analysis in the social sciences». En: *science* 323.5916 (2009), págs. 892-895.

CANCHO, Ramon Ferrer i y SOLÉ, Richard V. «The small world of human language». En: *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences* 268.1482 (2001), págs. 2261-2265.

CHAN, Joseph; HOLMES, Antony y RABADAN, Raul. «Network analysis of global influenza spread». En: *PLoS computational biology* 6.11 (2010), e1001005.

DUCH, Jordi y ARENAS, Alex. «Community detection in complex networks using extremal optimization». En: *Physical review E* 72.2 (2005), pág. 027104.

FAMA, Eugene F. «The behavior of stock-market prices». En: *The journal of Business* 38.1 (1965), págs. 34-105.

FREEMAN, Linton C. «Centrality in social networks conceptual clarification». En: *Social networks* 1.3 (1978), págs. 215-239.

GELL-MANN, Murray. «Complex adaptive systems». En: *Daedalus* (1994).

GIRVAN, Michelle y NEWMAN, Mark EJ. «Community structure in social and biological networks». En: *Proceedings of the national academy of sciences* 99.12 (2002), págs. 7821-7826.

HERNÁNDEZ SAMPIERI, Roberto; FERNÁNDEZ COLLADO, Carlos; BAPTISTA LUCIO, Pilar y col. *Metodología de la investigación*. Vol. 3. México: McGraw-Hill, 2006, págs. 333-348.

LANCICHINETTI, Andrea; FORTUNATO, Santo y KERTÉSZ, János. «Detecting the overlapping and hierarchical community structure in complex networks». En: *New Journal of Physics* 11.3 (2009), pág. 033015.

LOZARES COLINA, Carlos. «La teoría de redes sociales». En: *Papers: revista de sociologia* 48 (1996), págs. 103-126.

MEDEL, Roberto Rendón; ÁVILA, Jorge Aguilar; RODRÍGUEZ, Manrubio Muñoz y CÁRDENAS, J Reyes Altamirano. «Identificación de actores clave para la gestión de la innovación: el uso de redes sociales». En: *Documento de Trabajo* 3 (2007), págs. 07-15.

MOLINA, José Luis. «La ciencia de las redes». En: *Apuntes de Ciencia y Tecnología* 11.1 (2004), págs. 36-42.

MORENO, Jacob Levy; JENNINGS, Helen Hall y col. «Who shall survive?» En: *Nervous and Mental Disease Publishing Co.* (1934), págs. 12-13.

MOTOS, Sheila González. «Friendship networks of the foreign students in schools of Barcelona: impact of class grouping on intercultural relationships». En: *International Journal of Intercultural Relations* 55 (2016), págs. 66-78.

NEWMAN, Mark EJ y GIRVAN, Michelle. «Finding and evaluating community structure in networks». En: *Physical review E* 69.2 (2004), pág. 026113.

PARK, Juyong y NEWMAN, Mark EJ. «Statistical mechanics of networks». En: *Physical Review E* 70.6 (2004), pág. 066117.

REICHARDT, Jörg. *Structure in complex networks*. Vol. 766. Springer, 2008, págs. 78-88.

REICHARDT, Jörg y BORNHOLDT, Stefan. «Detecting fuzzy community structures in complex networks with a Potts model». En: *Physical Review Letters* 93.21 (2004), pág. 218701.

SANTOS, Camila Pereira; CARVALHO, Desiree Maldonado y NASCIMENTO, Mariá CV. «A consensus graph clustering algorithm for directed networks». En: *Expert Systems with Applications* 54 (2016), págs. 121-135.

SANTOS, Martín. «Análisis de redes sociales y rendimiento académico: lecciones a partir del caso de los Estados Unidos». En: *Debates en sociología* 35 (2010), págs. 20-26.

SANZ MENÉNDEZ, Luis. «Análisis de redes sociales: o cómo representar las estructuras sociales subyacentes». En: *Documento de Trabajo* 3 (2003), pág. 07.

TOPIRCEANU, Alexandru. «Breaking up friendships in exams: A case study for minimizing student cheating in higher education using social network analysis». En: *Computers & Education* 115 (2017), págs. 171-187.



WASSERMAN, Stanley y FAUST, Katherine. *Social network analysis: Methods and applications*. Vol. 8. Cambridge university press, 1994, págs. 4-8.

WATTS, Duncan J y DODDS, Peter Sheridan. «Influentials, networks, and public opinion formation». En: *Journal of consumer research* 34.4 (2007), págs. 441-458.

ZACCAGNINI, J. «Amistad y bienestar psicológico: el papel de los “amigos c”». En: *Encuentros en Psicología Social* 5.1 (2010), págs. 63-72.

ZHANG, Shihua; WANG, Rui-Sheng y ZHANG, Xiang-Sun. «Identification of overlapping community structure in complex networks using fuzzy c-means clustering». En: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 374.1 (2007), págs. 483-490.

ANEXO 1

	UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS FACULTAD DE CIENCIAS HUMANAS Y DE LA EDUCACIÓN ESCUELA DE PEDAGOGÍA Y BELLAS ARTES LICENCIATURA EN MATEMÁTICAS Y FÍSICA INSTITUCIÓN EDUCATIVA COLEGIO DEPARTAMENTAL LA ESPERANZA DE VILLAVICENCIO	
--	--	---

ESTUDIO SOCIOAFECTIVO

Nombres: _____ **Fecha:** _____
Grado: _____

1. Utiliza los espacios señalados para escribir el nombre y el grado de cada una de las personas que consideres como un amigo.

Definición: Un amigo es una persona con la que tenemos una relación humana de afecto. Hay un vínculo de amistad cuando dos individuos tienen una empatía mutua. Se podría hablar de ciertas características en relación con la amistad. Así, suele haber una cierta afinidad de intereses, aficiones compartidas o una manera de ver la vida similar.

NOMBRE	GRADO	NOMBRE	GRADO	NOMBRE	GRADO
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----

2. ¿Cuánto tiempo dedica usted diariamente en revisar la red social Instagram expresado en horas y minutos (si no utiliza Instagram especifíquelo)?

Número de horas _____ Numero de minutos _____ No utiliza Instagram _____

RESUMEN ANALÍTICO ESPECIALIZADO

TIPO DE DOCUMENTO OPCIÓN DE GRADO	TRABAJO DE GRADO
ACCESO AL DOCUMENTO	UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS
1. TÍTULO DEL DOCUMENTO	ESTUDIO DE LA RED DE AMISTAD Y SU RELACIÓN CON EL TIEMPO DE CONSULTA DE UNA RED SOCIAL.
2.NOMBRE Y APELLIDO DEL AUTOR	JAIME EDUARDO REY ACOSTA
3. AÑO DE PUBLICACIÓN	2019
4. UNIDAD PATROCINANTE	UNIVERSIDAD DE LOS LLANOS
5. PALABRAS CLAVES	Sistemas complejo. Red social. Grafos. Redes complejas. Medidas de centralidad. Métodos de agrupación no aglomerantes.

6. DESCRIPCIÓN	<p>Las redes sociales hacen parte de las nuevas formas de comunicación en donde los usuarios invierten tiempo en compartir imágenes y consultar estados, noticias entre otros. En este contexto no existen estudios que analicen el vínculo existente entre el uso de las redes sociales y las relaciones de amistad reales que se establecen entre individuos, estudio que es conveniente debido al frecuente uso de las redes en contextos escolares. En esta investigación se estudian las propiedades emergentes de un sistema complejo compuesto por 591 estudiantes de Colegio Departamental la Esperanza ubicado en la ciudad de Villavicencio. En particular, se analiza la relación entre el tiempo de consulta de la red social Instagram y la estructura de la red de amistad a partir de los principios de equivalencia y cohesión. La investigación se realizó con ayuda de software de análisis de redes con el que se calculó la centralidad de grado para redes direccionadas y la centralidad de intervención. Además, se usó el método de Girvan-Newmann para encontrar subgrupos cohesivos entre los grados de la Institución. Se calculó el índice de correlación de Pearson y se encontró una correlación negativa entre el tiempo de consulta de Instagram y la centralidad de grado de la red direccionada, lo que indica una relación entre tiempos de navegación cortos, el prestigio y la confianza que tienen los estudiantes. Así mismo, se verificó que los subgrupos detectados por el algoritmo Girvan-Newmann concuerdan con los cursos en los que está dividida la Institución y que, variando el número de subgrupos requeridos por el algoritmo, existe un fuerte vínculo entre los grados noveno, décimo y once; y una alta cohesión dentro de los cursos de grado séptimo.</p>
-----------------------	---

7.CONTENIDOS	<p>En la primera sección de este trabajo se expone la teoría de redes y se muestran las principales medidas de centralidad y aglomeración que se usan para establecer relaciones con el tiempo de consultad de Instagram. Posteriormente, en la sección 2 se describe la metodología de investigación y los materiales que se usaron para la recolección de información. En la sección 3, se muestran los resultados y se hace el análisis a partir de tres puntos; El comportamiento de libre escala de la distribución de grado, la correlación entre medidas de centralidad y tiempo de consulta de la red y la relación entre la formación de subgrupos y el promedio de navegación en la red Instagram.</p>
8. METODOLOGÍA	<p>Esta investigación es de tipo básico con una naturaleza exploratoria y correlacional, debido a que se indaga sobre la relación que hay entre algunas medidas estructurales de la red de amistad y el tiempo de consulta de redes sociales en los estudiantes del Colegio Departamental la Esperanza de Villavicencio.El enfoque del estudio es cuantitativo de forma no experimental ya que fue necesario recolectar información y procesarla mediante algoritmos estadísticos y programas computacionales, para calcular los valores requeridos y analizar los comportamientos presentes en las redes.</p>
9.FUENTES	<p>ALBERT, Réka; BARABÁSI, Albert-László. Statistical mechanics of complex networks. Reviews of modern physics, 2002, vol. 74, no 1, p. 47. BARABÁSI, Albert-László; ALBERT, Réka. Emergence of scaling in random networks. science, 1999, vol. 286, no 5439, p. 509-512.</p> <p>BASTIAN, Mathieu, et al. Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. lcwsm, 2009, vol. 8, no 2009, p. 361-362.</p>

	<p>BORGATTI, Stephen P.; EVERETT, Martin G.; FREEMAN, Linton C. Ucinet for Windows: Software for social network analysis. 2002.</p> <p>BORGATTI, Stephen P.; EVERETT, Martin G.; FREEMAN, Linton C. Ucinet for Windows: Software for social network analysis. 2002.</p> <p>FREEMAN, Linton C. Centrality in social networks conceptual clarification. Social networks, 1978, vol. 1, no 3, p. 215-239.</p> <p>GIRVAN, Michelle; NEWMAN, Mark EJ. Community structure in social and biological networks. Proceedings of the national academy of sciences, 2002, vol. 99, no 12, p. 7821-7826.</p> <p>NEWMAN, Mark EJ; GIRVAN, Michelle. Finding and evaluating community structure in networks. Physical review E, 2004, vol. 69, no 2, p. 026113.</p> <p>WASSERMAN, Stanley; FAUST, Katherine. Social network analysis: Methods and applications. Cambridge university press, 1994.</p>
10.CONCLUSIONES	<p>La distribución de grado de entrada y salida de la red de amistad muestra un comportamiento de libre escala con exponentes de $\gamma_{out} = 2,71$ y $\gamma_{in} = 2,75$, que corresponde a un comportamiento emergente típico de una red real y el cual ha sido modelado en los trabajos de Barabasi⁴¹.</p> <p>El estudio permitió reconocer la alta correlación entre la centralidad de grado de entrada y de salida lo que indica que, en un alto porcentaje, los estudiantes suelen reconocerse como amigos mutuamente.</p>

⁴¹ Ibíd.

	<p>Existe una correlación negativa media entre el tiempo de consulta de Instagram y la centralidad de grado en la red de amistad, en cambio no existe una correlación significativa entre la intervención y el tiempo de consulta de esta red social.</p> <p>El algoritmo Girvan Newmann separa de forma exacta los 17 cursos del Colegio Departamental la Esperanza a partir del conocimiento de la red de amistad, lo que valida el uso de métodos de agrupación no aglomerantes para el análisis de este tipo de sistemas.</p> <p>Al variar el número de particiones con el algoritmo Girvan Newman, se observan dos grupos: los grados sextos y séptimos, y los grados noveno, décimo y once. La cohesión entre sextos y séptimos es fuerte entre cursos mientras que para noveno décimo y once es fuerte entre grados. Entre cursos aparentemente los estudiantes de noveno, décimo y once consolidan un grupo de amigos cercanos y si se hace un estudio de particiones se fracturan rápidamente.</p>
11.FECHA DE ELABORACIÓN	Marzo de 2019

Tabla 5: Resumen analítico especializado.